Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 23 No. 12, pp. 27-33, December 2018
www.ksci.re.kr
https://doi.org/10.9708/jksci.2018.23.12.027

Edge Preserving Smoothing in Infrared Image using Relativity of Guided Filter

Il-Ho Kim*

Abstract

In this paper, we propose an efficient edge preserving smoothing filter for Infrared image that can reduce noise while preserving edge information. Infrared images suffer from low signal-to-noise ratio , low edge detail information and low contrast. So, detail enhancement and noise reduction play crucial roles in infrared image processing. We first apply a guided image filter as a local analysis. After the filtering process, we optimization globally using relativity of guided image filter. Our method outperforms the previous methods in removing the noise while preserving edge information and detail enhancement.

▸Keyword: Infrared image, Edge preserving smoothing, Detail enhancement, Noise suppression, Image Denoising, Guided Filter, Relativity of Guided filter

I. Introduction

적외선 (infrared) 영상시스템은 최근 다양한 분야에서 활용되고 있다. 일반 가시광 (visible) 영상시스템에서는 제대로 된 영상 정보를 취득할 수 없는 환경에서 적외선 영상시스템을 다양한 목적으로 활용하고 있다. 활용분야로는 군사용 감시·정찰 시스템, 산업시설의 비파괴 점검 장비, 의료용 검사 및 진단 장비, 인명 구조를 위한 소방서 장비 등이 있으며, 최근에는 자동차 분야에서 야간 물체 인식 분야에도 활용되고 있다. 이렇듯 적외선 영상시스템의 응용분야가 확대됨에 따라 영상 화질을 보존하거나 개선하는데 관심이 증가하고 있다. 일반적으로 적외선 영상은 신호 대 잡음비 (signal-to-noise ratio)와 대조비가 낮고, 윤곽선이 희미해지며 영상의 세부적인 정보의 손실, 배경 잡음 등의 문제를 갖고 있어 다양한 응용분야에서 적외선 영상을 사용하기 위해서는 영상의 선명도 개선과 잡음제거를 필수적으로 수행해야 한다[1][12-13].

영상처리 기술 중 영상 평탄화 (image smoothing)는 영상에서 중요한 윤곽선 (edge) 정보와 구조물 (structure) 정보를 보존하면서 중요하지 않은 detail이나 texture를 제거하는 것을 목적으로 한다. 영상 평탄화 기술은 영상처리 분야에서 detail 개선, 잡음 제거, 영상 추출, 영상 인식 등 여러 분야에서 활용되어 왔다. 기존에 주로 사용되는 영상 평탄화 기술은 잡음을 제거하는 동안 영상의 윤곽선 정보까지 같이 제거가 되는 문제가 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 윤곽선을 보존하면서 영상의 잡음을 제거하는 방법에 대한 연구가 지속적으로 진행되고 있다. 윤곽선 보존 평탄화 필터 (Edge Preserving Smoothing Filter)는 윤곽선 정보는 보존하면서 잡음을 제거할 수 있는 가장 효과적인 기술이다. 영상의 중요한 정보를 포함하고 있는 윤곽선이나 구조물 정보는 보존하고, 배경 등에 포함되어 있는 잡음을 제거하여 영상 인식, 영역 분할, 물체 검출 등의 정확도를 높여줄 수 있다. 윤곽선 보존 평탄화 필터는 크게 두 가지 방식으로 나눌 수 있다. 첫째는 커널 (kernel) 기반의 로컬 평탄화 필터 (Kernel based Local Smoothing Filter) 기술이 있다. 대표적인 예로는 양방향 필터 (Bilateral Filter)[2], 가이디드 이미지 필터 (Guided Image Filter)[3]등이 있다. 로컬 평탄화는 윈도우 내에 영상에서 윤곽선을 보존하면서 평탄화하는 방법이다. 두 번째로는 글로벌 최적화 (Global Optimization)로써, 대표적인 예로는 WLS (Weighted Least Squares)[4], TV (Total Variation)[5], RTV (Relative Total Variation)[6] 등이 있다. 글로벌 최적화는 관심영역의 픽셀 값이 전체 영상과의 상관성을 반영하여 최적의 값을 찾아 윤곽선을 보존하면서 평탄화하는 방법이다[7].

본 논문에서는 최적의 윤곽선 보존 평탄화를 위하여 로컬 smoothing 필터의 장점과 글로벌 최적화의 장점을 활용하여 윤곽선 정보의 손실을 최소화 하면서 잡음을 제거하는 방법을 제안한다. 2장에서는 기존의 윤곽선 보존 평탄화 방법 중 가이디드 이미지 필터[3]와 Relativity-of-Gaussian[7]에 대한 이

• First Author: Il-Ho Kim, Corresponding Author: Il-Ho Kim
*Il-Ho Kim (ilho.kim@hanwha.com), Dept. of Electro-Optronics 2Team, Hanwha Systems Co.
• Received: 2018. 10. 30, Revised: 2018. 11. 20, Accepted: 2018. 11. 21.

론적 설명을 하고, 제안하는 방법에 대하여 이론적 설명을 한다. 3장에서는 제안하는 기법에 대한 실제 적외선 영상 실험 결과를 기존의 방법들과 비교하여 설명한다. 마지막으로, 4장에서는 결론을 설명한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Guided Image Filtering (GIF)

윤곽선 보존 평탄화 필터 중 하나인 GIF는 영상의 윤곽선 정보는 보존하면서 잡음을 제거할 수 있는 효과적인 필터 중 하나이다. 영상의 세부 묘사를 향상시킬 때 발생하는 그래디언트 역전 현상 (Gradient reversal artifact)[10]을 양방향 필터(bilateral filter)에 비해 효과적으로 줄일 수 있는 장점이 있다.

GIF의 핵심 가정은 필터의 출력 영상 q와 가이던스 영상 I는 지역 선형 모델을 전제로 한다. 필터 출력 q와 가이던스 영상 I를 픽셀 k를 중심으로 하는 윈도우 w_k에서 선형 변환 식으로 표현하면 식 (1)과 같다.

$$q_i = a_k I_i + b_k,\ \forall i \in w_k \tag{1}$$

입력 영상을 p라고 하였을 때, 선형계수 (a_k, b_k)는 식 (2)와 같이 구할 수 있다.

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|}\sum_{i\in w_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon}$$
$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \tag{2}$$

여기서, μ_k와 σ_k^2는 가이던스 영상 I의 윈도우 w_k에서의 평균과 분산이며, $|w|$는 윈도우 w_k의 화소 개수이다. $\bar{p}_k$는 입력 영상 p의 평균을 의미하고, ϵ는 a_k가 너무 커지는 것을 막기 위한 정규화 파라미터이다. 윈도우 w_k마다 선형계수 (a_k, b_k)를 구한 후 최종 출력 영상은 식 (3)과 같이 구할 수 있다.

$$q_i = \frac{1}{|w|}\sum_{k:i\in w_k}(a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \tag{3}$$

여기서,$(\bar{a}_i, \bar{b}_i)$는 식 (4)와 같다.

$$\bar{a}_i = \frac{1}{|w|}\sum_{k\in w_i} a_k$$
$$\bar{b}_i = \frac{1}{|w|}\sum_{k\in w_i} b_k \tag{4}$$

1.2 Relativity of Gaussian(RoG)

RoG는 로컬 필터와 글로벌 최적화 방법을 융합하여 윤곽선 보존 평탄화를 한다. Difference of Gaussian(DOG)[11]와 유사한 방법으로 각기 다른 두 분산 값을 이용하여 굵은 윤곽선과 얇은 윤곽선을 추출하는 방식을 사용한다. 가우시안 커널을 이용하여 국부 정규화를 수행하여 각기 다른 스케일에서의 윤곽선 정보를 식 (5)를 통해 얻는다.

$$R = \left|\frac{G_{\sigma_1} * \nabla S}{G_{\sigma_2} * \nabla S}\right|, s.t.\ \sigma_1 < \sigma_2$$
$$G_\sigma(x,y) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma}\left((x-x_0)^2 + (y-y_0)^2\right)\right) \tag{5}$$

$\left|G_{\sigma_1} * \nabla S\right|$는 작은 스케일 정보로 미세한 윤곽선 정보들을 갖고 있고, $\left|G_{\sigma_2} * \nabla S\right|$는 큰 스케일 정보로 강한 윤곽선 정보를 갖고 있다. 서로 다른 스케일에서의 윤곽선 정보를 보존하면서 평탄화하기 위해 식 (6)을 이용해 글로벌 최적화를 한다.

$$\arg\min_S \| S - I \|_2^2 + \lambda\left(\left\| \frac{G_{\sigma_1} * \nabla_x S}{G_{\sigma_2} * \nabla_x S} \right\|_1 + \left\| \frac{G_{\sigma_1} * \nabla_y S}{G_{\sigma_2} * \nabla_y S} \right\|_1\right) \tag{6}$$

여기서, I는 입력 영상이고, S는 평탄화된 결과 영상이다. λ는 양의 값을 갖는 파라미터이다. 식 (6)의 $\| S - I \|_2^2$의 L2 데이터 신뢰도(data fidelity)는 평탄화 결과 S와 입력 영상 I의 거리를 최소화하는 것이다.

$$\left\| \frac{G_{\sigma_1} * \nabla_x S}{G_{\sigma_2} * \nabla_x S} \right\|_1 = \left\| \frac{\left(G_{\sigma_1} * \nabla_x S\right)^2}{\left(G_{\sigma_2} * \nabla_x S\right)\left(G_{\sigma_1} * \nabla_x S\right)} \right\|_1$$
$$\approx \left\| \frac{G_{\sigma_1/2} * \left(\nabla_x S\right)^2}{\left(G_{\sigma_2} * \nabla_x S\right)\left(G_{\sigma_1} * \nabla_x S\right)} \right\|_1$$
$$= G_{\sigma_1/2} * \frac{1}{\left(G_{\sigma_2} * \nabla_x S\right)\left(G_{\sigma_1} * \nabla_x S\right)} \| \nabla_x S \|_2^2 \tag{7}$$

RoG 정규화는 L1-norm이므로 해를 명확히 구할 수 없기 때문에, 반복적 재 가중치화 된 최소 자승법[8]으로 non-convex 정규화 해를 구한다. x 방향의 RoG 정규화는 식 (7)과 같고 y 방향도 식 (7)과 같은 방법으로 표현할 수 있다.

$$w_{x,y} = G_{\sigma_1/2} * \frac{1}{\left|\left(G_{\sigma_2} * \nabla_{x,y} S\right)\left(G_{\sigma_1} * \nabla_{x,y} S\right)\right|} \tag{8}$$

비선형 가중치 $w_{x,y}$를 식 (8)과 같이 정의하면 최종 글로벌 최적화 결과는 식(9)와 같이 K번 반복하여 구할 수 있다.

$$S^k = \arg\min_S \| S - I \|_2^2 + \lambda\left(w_x \| \nabla_x S^{k-1} \|_2^2 + w_y \| \nabla_y S^{k-1} \|_2^2\right) \tag{9}$$

III. The Proposed Scheme

1. Relativity of Guided Image Filter(RoGIF)

기존의 윤곽선 보존 평탄화 알고리즘은 대부분 로컬 필터를 사용하여 평탄화하거나, 글로벌 최적화를 통해 평탄화를 하는 방법이 대부분이었다. 제안하는 알고리즘은 로컬 필터와 글로벌 최적화를 융합하는 방법으로 RoG와 유사한 방식을 갖는다. RoG의

www.kci.go.kr

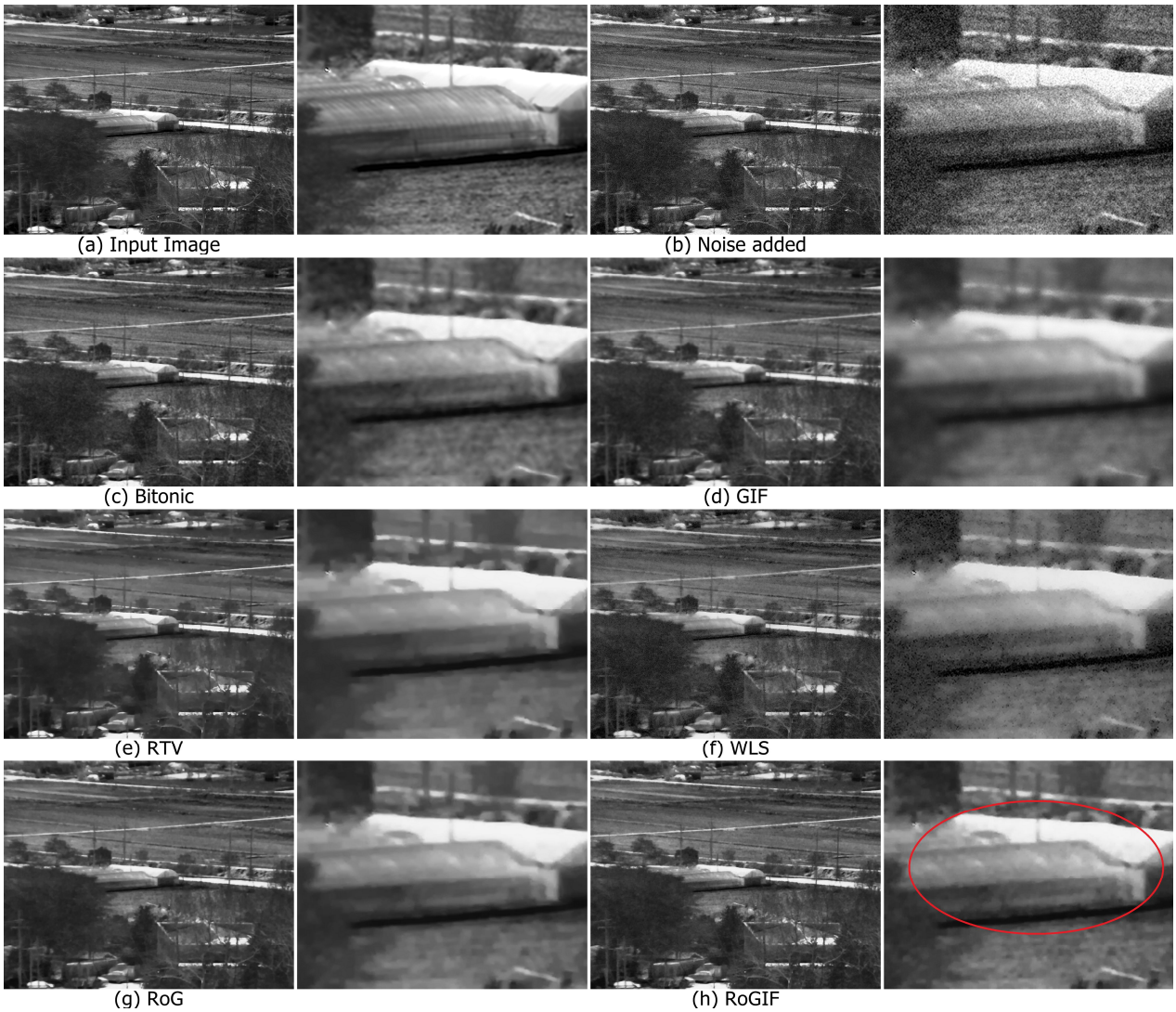


Fig. 1. Compare edge preserving smoothing on an Infrared Image with gaussian noise. (a) Input Image. (b) Gaussian noise added. (c) Bitonic. (d) GIF. (e) RTV. (f) WLS. (g) RoG. (h) RoGIF

Gaussian 커널 대신에 GIF를 사용하여 영상의 디테일을 더 보존하고, 글로벌 최적화를 수행하여 영상의 잡음을 제거한다.

1.1 Local Smoothing Filter

RoGIF는 RoG와 유사한 방법으로 서로 다른 정규화 파라미터 ϵ를 이용하여 식 (10)과 같이 정의한다.

$$R = \left| \frac{GIF_{\epsilon_1} * \nabla S}{GIF_{\epsilon_2} * \nabla S} \right|, s.t.\ \epsilon_1 < \epsilon_2 \qquad (10)$$

여기서 ϵ_1, ϵ_2는 정규화 파라미터 및 윈도우 크기를 RoGIF 파라미터로 표기한 것이다. GIF는 윈도우 w_k의 크기와 정규화 파라미터 ϵ를 통해 평탄화 효과가 달라진다. 이 중 윈도우 크기는 정규화 파라미터 ϵ에 비해 평탄화 효과에 큰 영향을 주지 않기 때문에 윈도우 반지름 값 r을 2로 고정하고 정규화 파라미터만 변경하였다. GIF는 정규화 파라미터 ϵ이 커질수록 평탄화 효과가 더 크게 발생한다. $\left| GIF_{\epsilon_1} * \nabla S \right|$는 평탄화 효과가 작아 미세한 윤곽선을 보존하면서 평탄화한 결과이고, $\left| GIF_{\epsilon_2} * \nabla S \right|$는 평탄화 효과가 커 강한 윤곽선을 보존하면서 평탄화 한 것이다.

1.2 Global Optimization

식 (11)과 같이 비선형 가중치 $w_{x,y}$를 정의할 수 있고, 글로벌 최적화 결과는 식 (12)를 반복적 재 가중치화 된 최소 자승법[8]으로 해를 구한다. 로컬 필터로 정의한 RoGIF를 전체 영상과의 상관성을 반영하여 최적의 값을 찾아 윤곽선은 보존하면서 잡음을 제거할 수 있게 된다.

$$w_{x,y} = GIF_{\epsilon_1/2} * \frac{1}{\left| \left(GIF_{\epsilon_2} * \nabla_{x,y} S \right) \left(GIF_{\epsilon_1} * \nabla_{x,y} S \right) \right|} \qquad (11)$$

$$S^k = \underset{s}{\arg\min} \| S - I \|_2^2 + \lambda \left(w_x \| \nabla_x S^{k-1} \|_2^2 + w_y \| \nabla_y S^{k-1} \|_2^2 \right) \qquad (12)$$

Table 1.은 RoGIF의 알고리즘을 정리한 내용이다. 평탄화 결과 영상의 초기 값 S^0를 I로 가정하고, 입력영상의 Gradient 값에 대하여 GIF를 구하여 Weight 값을 구하고 식 (12)를 이용하여 K 번 반복한 후 평탄화 결과 영상을 얻는다.

www.kci.go.kr

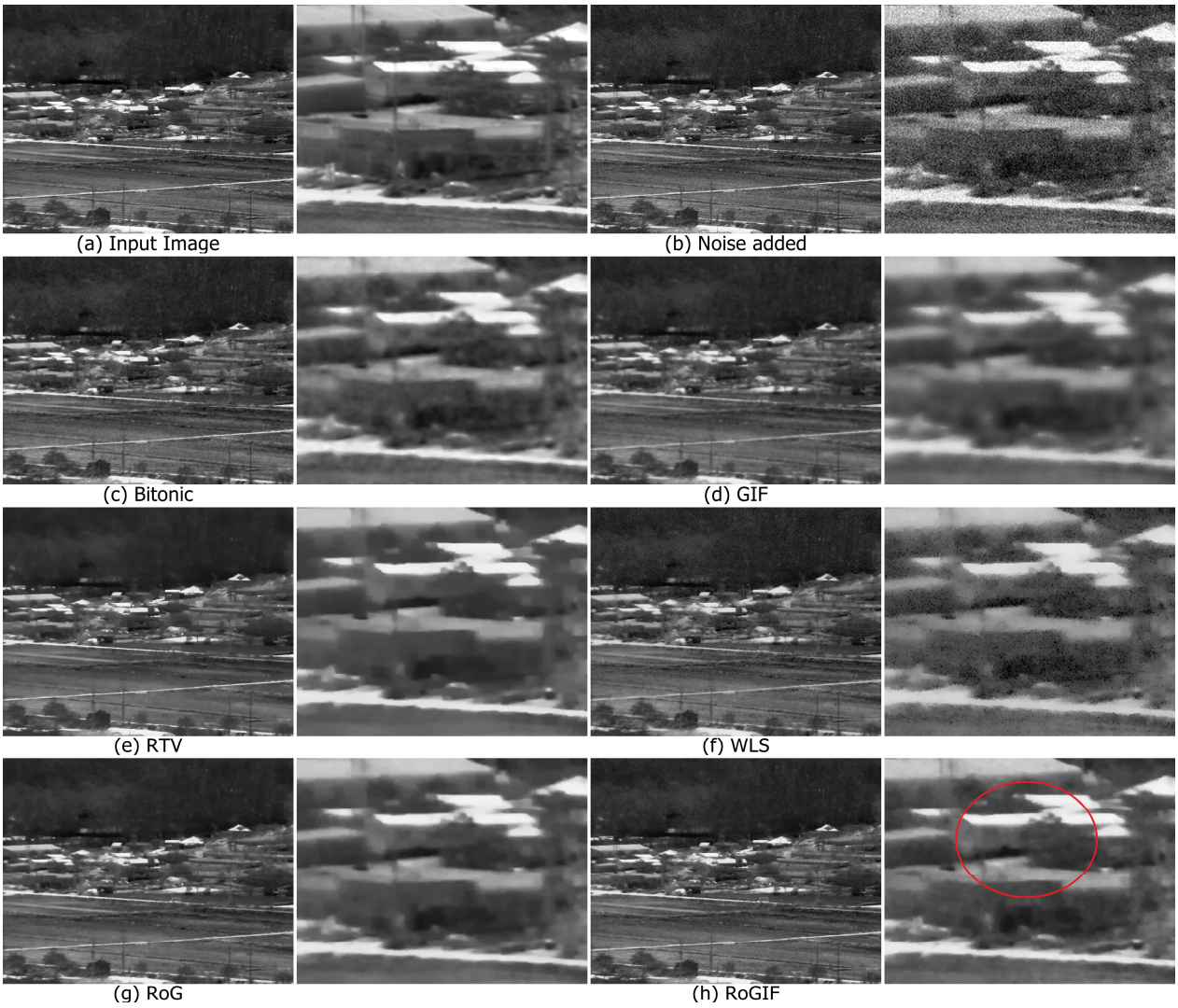


Fig. 2. Compare edge preserving smoothing on an Infrared Image with gaussian noise. (a) Input Image. (b) Gaussian noise added. (c) Bitonic. (d) GIF. (e) RTV. (f) WLS. (g) RoG. (h) RoGIF

Table 1. Algorithm of RoGIF

Algorithm of RoGIF
Input : Input image I, regularization parameters ϵ_1, ϵ_2, positive parameter λ, iteration K
Output : Edge preserving smoothing result S
1: initialize $S^0 \leftarrow I$
2: for k=1:K do
3: Compute $w_{x,y}$ using Eq.(11)
4: Update S^k using (12)
5: end for

III. Experimental Result

1. Smoothing

본 논문에서 제안하는 기법의 평탄화 성능을 비교하기 위해 1280x1024 사이즈의 적외선 카메라 영상에 가우시안 노이즈를 추가하여 Bitonic[9], GIF[3], RTV[6], WLS[4], RoG[7]를 적용하여 각각의 영상 결과를 도출한다. 제안하는 윤곽선 보존 평탄화 결과를 정량적으로 분석하기 위하여 원본 영상과 윤곽선 보존 평탄화를 수행한 결과 영상과의 식 (13)의 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)과 식 (14)의 SSIM (Structural Similarity Index) 값을 비교하였다. SSIM은 구조적 유사지수로 원본 영상과 구조적으로 얼마나 유사한지 판단 가능하다.

$$PSNR = 20 \cdot \log\left(\frac{I_{\max}}{\sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} \| I(i,j) - S(i,j) \|^2}}\right) \quad (13)$$

$$SSIM(I,S) = \frac{(2\mu_I\mu_S + c_1)(2\sigma_{I,S} + c_1)}{(\mu_I^2 + \mu_S^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_S^2 + c_2)} \quad (14)$$

PSNR과 SSIM 지수가 높을수록 윤곽선이 보존되면서 잡음 제거가 효과적으로 이루어졌다고 판단 가능하다[1]. Table. 2에서 볼 수 있듯이 PSNR과 SSIM 모두 제안하는 방법이 가장 높은

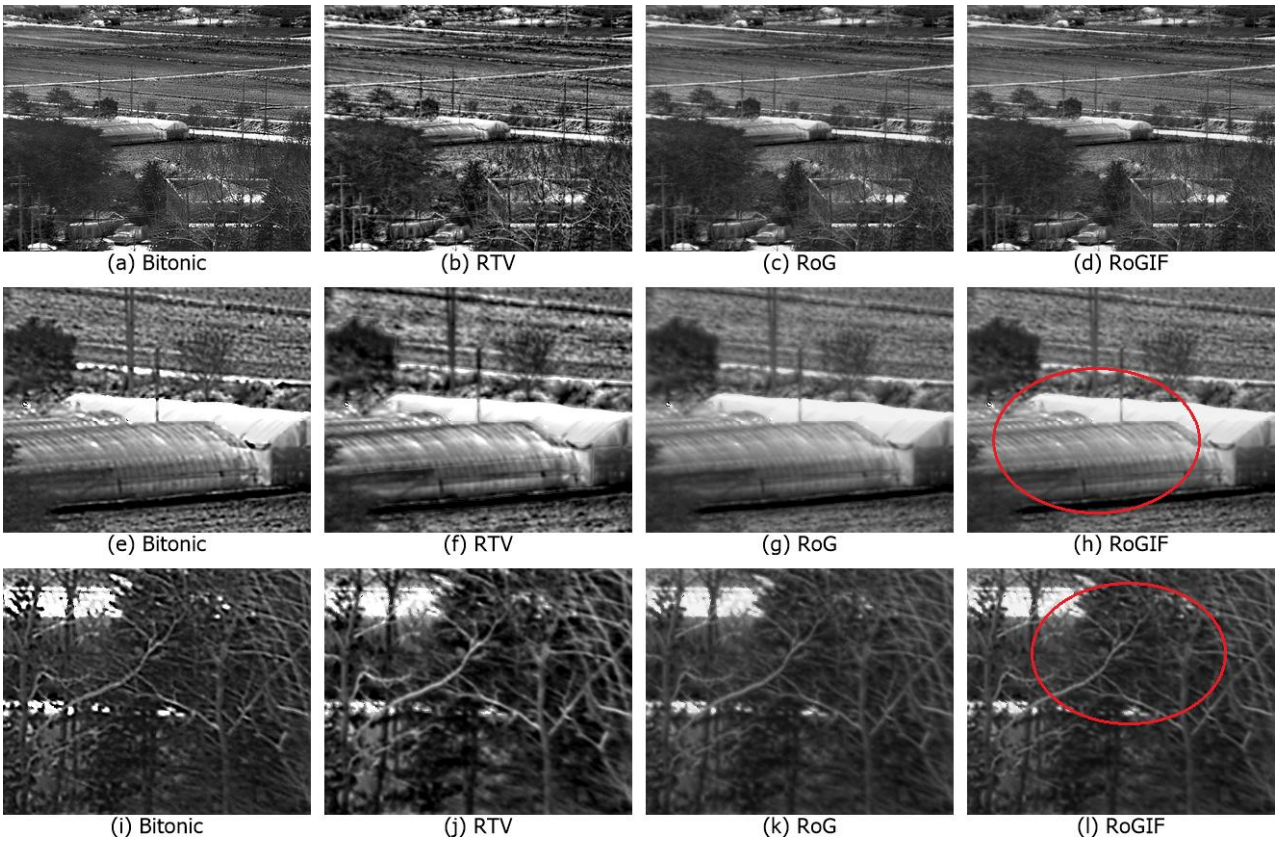


Fig. 3. Compare detail enhancement on an Infrared Image. (a),(e),(i) Bitonic. (b),(f),(j) RTV. (c),(g),(k) RoG. (d),(h),(i) RoGIF

결과를 보였다. Fig. 1, 2의 (a)는 원본 영상, (b)는 가우시안 노이즈가 추가된 영상이다. (b) 영상을 사용하여 기존의 윤곽선 보존 평탄화 방법 중 (c) Bitonic[9], (d) GIF[3], (e) RTV[6], (f) WLS[4], (g) RoG[7]의 결과를 본 논문에서 제안하는 결과와 비교하였다. 정량적 수치 이외에도 평탄화 결과 영상을 보면 Fig. 1, 2 모두 제안하는 기법이 기존 기법들에 비하여 윤곽선 정보가 잘 보존되면서 잡음이 제거된 것을 확인할 수 있다.

Table 2. PSNR, SSIM values for Fig. 1,2.

	Method	PSNR(db)	SSIM
Fig 1.	Bitonic	30.4292	0.8503
	GIF	26.9472	0.7679
	RTV	30.0927	0.8223
	WLS	25.2325	0.5269
	RoG	30.2719	0.8366
	RoGIF	31.4041	0.8593
Fig 2.	Bitonic	30.7744	0.8671
	GIF	27.2106	0.7971
	RTV	30.9190	0.8568
	WLS	25.0191	0.4901
	RoG	30.7536	0.8642
	RoGIF	32.0316	0.8801

2. Detail Enhancement

윤곽선 보존 평탄화의 활용 예시 중 하나는 영상의 detail 성분을 강조하는 것이다. 일반적으로 영상의 detail 성분을 살리는 방법은 영상의 윤곽선을 또렷하게 강조하는 방법이 사용되는데, 윤곽선을 이용하여 detail 성분을 강조할 때 후광현상(halo artifact)과 노이즈 성분이 증폭되는 문제가 발생한다. 이렇게 생기는 문제를 해결하기 위해서는 잡음 성분은 감소시키면서 윤곽선만을 강조시키는 기법이 필요하다. 본 논문에서 제안한 RoGIF를 이용하여 영상의 detail을 강조시키기 위하여 각기 다른 파라미터 ϵ를 사용하여 Fig. 4 (a), (b) 와 같이 coarse detail과 fine detail을 강조한 결과를 이용하여 최종 detail 개선된 결과를 (c)와 같이 얻을 수 있다. Fig.4 (a)를 보면 영상에서 굵직한 윤곽선을 강조한 것을 볼 수 있고, (b)는 영상의 세밀한 윤곽선 정보를 강조한 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서 제안한 RoGIF를 이용하여 영상의 detail을 강조하는 효과를 검증하기 위하여 Fig. 3과 같이 기존 방법들과 비교하였다. Fig. 3 (a), (e), (i)는 Bitonic Filter의 결과로 (a) 결과 영상을 각각 확대한 결과영상이다. 논밭에서의 잡음 성분과 도로 밑 나뭇가지 등에서 후광현상이 생겨 영상의 번짐 현상이 발생함을 볼 수 있다. Fig. 3 (b), (f), (j)는 RTV의 결과영상이다. Bitonic Filter 보다 후광 현상이 더 또렷하게 보임을 확인할 수 있다. Fig. 3 (c), (g), (k) 는 RoG의 결과 영상으로 후광 현상과 노이즈 증폭 현상이 상대적으로 덜 하지만 RoGIF의 결과영상과 비교하여 비닐하우스, 나뭇가지 등에서 detail 성분이 불명확하였다. Fig. 3 (d), (h), (l)은 RoGIF의 결과영상으로 영상의 detail 성분을 명확하게 강조했을 뿐 아니라 후광 현상 및 노이즈 증폭 현상이 기존의 방법들 보다 적다는 것을 확인할 수 있다.

www.kci.go.kr

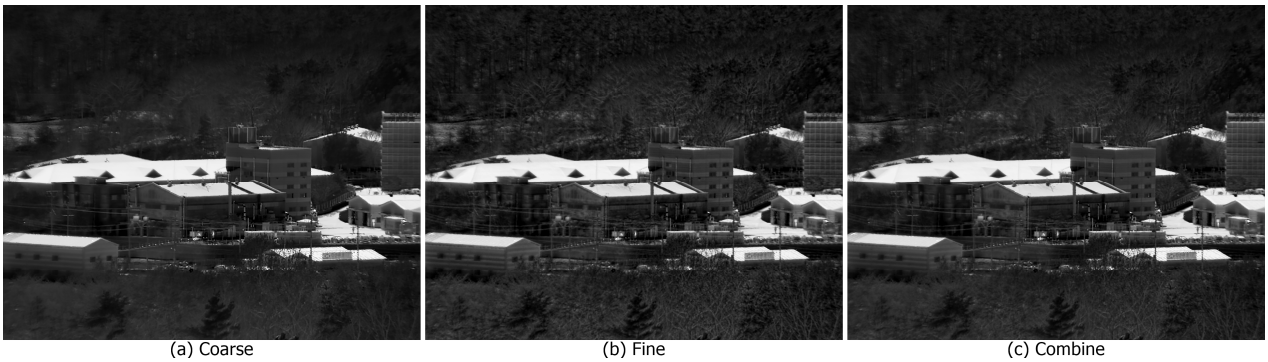


Fig. 4. Detail enhancement (a) Coarse detail boost, (b) Fine detail boost, (c) Combine Coarse and Fine detail

IV. Conclusions

일반적으로 영상의 잡음을 제거하기 위하여 중간값 필터 (Median Filter), 가우시안 필터 (Gaussian Filter) 등을 사용하는데 영상의 잡음을 제거하는 것은 성능이 뛰어나지만 윤곽선이나 영상의 정보가 손실되는 현상이 발생된다. 잡음을 제거하면서 영상의 중요한 정보가 손실되는 것을 막기 위해 윤곽선 보존 평탄화 방법이 필수가 되었다. 본 논문에서는 적외선 영상의 윤곽선 보존 평탄화 알고리즘을 제안하였다. 로컬 필터의 장점과 글로벌 최적화의 장점을 융합하는 방법을 제안한다. 그 결과 기존의 연구들에 비하여 윤곽선은 보존하면서 잡음을 효과적으로 제거하였다고 볼 수 있으며, 정량적 평가에 있어서도 더 우수하다고 볼 수 있다. 또한, 영상의 detail 성분을 강조할 때 발생하는 후광현상 및 노이즈 증폭 현상 없이 영상의 detail을 명확하게 강조하는 효과를 확인할 수 있었다. 기존의 연구 방법들과 비교하여 정량적 평가 및 영상 개선 효과가 뛰어남을 확인 할 수 있다. 앞으로 다양한 응용에도 적용해보고, 연산량 및 연산시간을 줄여 실시간 처리가 가능하도록 최적화 연구를 계획 중이다.

REFERENCES

[1] M. Jiang, "Edge enhancement and noise suppression for infrared image based on feature analysis," Infrared Physics and Technology, Vol. 91, pp. 142-152, June 2018.

[2] C. Tomasi, and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, pp. 839-846, 1998.

[3] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided Image Filtering," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 36, No. 6, pp. 1397-1409, June 2013.

[4] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski, and R. Szeliski, "Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation," ACM Trans. on Graphics, Vol. 27, No. 3, pp. 67:1-10, Aug 2008.

[5] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithm," Physica D: Nonlinear Phenomena, Vol. 60, No. 1-4, pp. 259-268, Nov 1992.

[6] L. Xu, Q. Yan, Y. Xia, and J. Jia, "Structure extraction from texture via relative total variation," ACM Trans. on Graphics, Vol. 31, No. 6, pp. 139:1-10, Nov 2012.

[7] B. Cai, X. Xing, and X. Xu, "Edge/structure preserving smoothing via relativity-of-Gaussian," Proceedings of the International Conference on Image Processing, pp. 250-254, 2017.

[8] E. J. Candes, M. B. Wakin, and S. P. Boyd, "Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization," Journal of Fourier analysis and applications, Vol. 14, No. 5-6, pp. 877-905, Oct 2008.

[9] G. Treece, "The Bitonic Filter: Linear Filtering in an Edge-Preserving Morphological Framework," Proceedings of the International Conference on Image Processing, pp. 5199-5211, 2016.

[10] F. Durand and J. Dorsey, "Fast Bilateral Filtering for the Display of High-Dynamic-Range Images," ACM Trans. on Graphics, Vol. 21, No. 3, pp. 257-266, July 2012.

[11] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, Nov 2004.

[12] Chan-Geun Park, and Byung-In Choi, "The effective noise reduction method in infrared image using bilateral filter based on median value," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 21, No. 12, pp. 27-33, Dec 2016.

[13] Dong-Seok Lee, and Hyun-Jin Yang, "Adaptive Histogram Projection And Detail Enhancement for the Visualization of High Dynamic Range Infrared Images," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 21, No. 11, pp. 23-30, Nov 2016.

www.kci.go.kr

Authors



Il-Ho Kim received the B.S. degrees in Electronics Engineering from Sogang University, Korea, in 2012, respectively. Since 2012, he has been with Nextchip Co., Republic of Korea, where he was a Research Manager with the Automotive Image Signal Processor Group. In 2017. he joined Hanwha-Systems Co., Republic of Korea, and he is currently researcher. He is interested in computer vision, pattern recognition, machine learning, deep learning, and real time systems.

www.kci.go.kr